

그레이 블록 거리 알고리즘을 이용한 독립성분분석과 침도에서의 영상분류

홍준식⁰, 백승철

홍익대학교 전자·전기·컴퓨터 공학부⁰, 우송공업대학 전자정보계열학과
jnskhong@dreamwiz.com⁰, scbaek@inforcom.woosongtech.ac.kr

Image Classification for Independent Component Analysis and Kurtosis Using Grey Block Distance Algorithm

Jun-Sik Hong⁰, Seung-Chul Baek

Dept. of Electronic, Electrical & Computer Engineering, Hongik University
Woosong technical college

요 약

본 논문에서는 그레이 블록 거리 알고리즘(grey block algorithms, 이하 GBD)을 이용하여 독립성분분석(*independent component analysis*: 이하 ICA) 및 침도(Kurtosis)에서의 영상간의 거리를 측정하여, 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 영상 분류가 되는지 모의 실험을 통하여 확인하고자 한다. 모의 실험 결과로부터, ICA에서는 k 는 8까지 상대적 식별이 되어 영상 분류가 되었고, 침도에서는 영상간의 상대적 식별은 k 가 4까지만 블록을 분할 할 수 있었다.

$$kurt(v) = (E\{v^4\} - 3\{E\{v^2}\})^2 \quad (4)$$

1. 서 론

최근에 압록 신호원 분리(blind source separation, BSS)분야에서 발전된 ICA[1,2]는 PCA[3]의 확장이며, PCA의 non-gaussian으로 변환되는 기법이며, 선형적으로 혼합된 둘 이상의 신호들을 서로 독립적인 신호들로 분리하는 방법으로 2차 명령 모멘트보다 고차 명령[4] 통계적 모델이다. n 개의 독립성분의 선형 결합인 x_1, x_2, \dots, x_n 을 식 (1)과 같이 관측하였다고 가정하자.

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n \quad (1)$$

식 (1)을 벡터 행렬식으로 변환하면, 식 (2)와 같은 모델로 나타낼 수 있다.

$$X = As \quad (2)$$

여기서, A 는 a_{ij} 요소를 가진 정방행렬이고, s 는 s_1, s_2, \dots, s_n 요소들 가진 독립성분 벡터이다. A 와 s 는 모두 미지의 값이며, 오직 관측벡터 X 만을 이용할 수 있다. 관측벡터 X 가 주어질 때, 독립성분 벡터 S 가 식 (3)에서 정의되는 출력벡터 S 로부터 복원되도록 행렬 M 을 찾는 것이다.

$$S = Mx \quad (3)$$

여기서, $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 는 선형적으로 변형된 성분 변수의 벡터이고, 식(2)의 관계식을 역으로 하면 식(3)이 얻어진다. 이때, M 은 A 의 역이다.

A 와 s 를 구하기 위한 방법 중에는 미지 값을 구하기 위한 대조 함수 침도[5-7] $kurt(v)$ 를 사용하기도 한다. 임의의 랜덤 변수 v 에 대해 침도는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

여기서, $E\{\cdot\}$ 는 기대값이다. 랜덤 변수 v 가 1로 변환한다면 우측은 $E\{v^4\} - 3$ 으로 단순화된다. 이것은 침도가 4차 모멘트 $E\{v^4\}$ 로 정규화 된 것을 나타낸다.

본 연구에서는 ICA 및 침도에서의 거리 측정[8]에 의해 영상을 분류하고자 한다. 대부분의 영상 비교[9]을 위해 신호잡음대비(signal-to-noise ratio; SNR)나 평균 제곱 방편을 사용하지만, 본 논문에서는 영상 분류에서 좋은 특징을 제공해 주는 다중해상도에 의한 거리 측정 방법으로 GBD 알고리즘[10]을 이용하여 ICA 및 침도에서의 영상간의 거리를 측정하여 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 영상 분류가 되는지 모의 실험을 통하여 확인하고자 한다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 2장에서는 ICA 및 침도에 의한 영상 분류를, 3장에서는 다중해상도 거리 측정을 설명한다. 4장에서는 모의 실험 및 결과를 고찰하고, 마지막으로 결론 및 향후과제는 5장에서 다루었다.

2. 본 론

2.1 ICA에 의한 영상 분류

ICA에 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도는 그림 1과 같다. 여기서 O_1, O_2, O_3 는 원영상이고, X_1, X_2, X_3 는 원영상에 임의의 행렬을 곱해서 나타난 혼합 영상이며, Y_1, Y_2, Y_3 는 혼합영상을 ICA를 이용하여 분류된 영상이다. 그림 1의 동작은 다음과 같다. 먼저 원영상 O_1, O_2, O_3 에 임의의 랜덤행렬(3,3)을 곱해서 혼합 영상 X_1, X_2, X_3 를 얻고, 알고리즘[11]을 사용하여 ICA에 의해 분류된 영상 Y_1, Y_2, Y_3 를 얻는다. 그림 2는 256×256 크기를 갖는 원 영상이고, 그림 3은 ICA에 의해 분류된 영상을 나타낸 것이다.

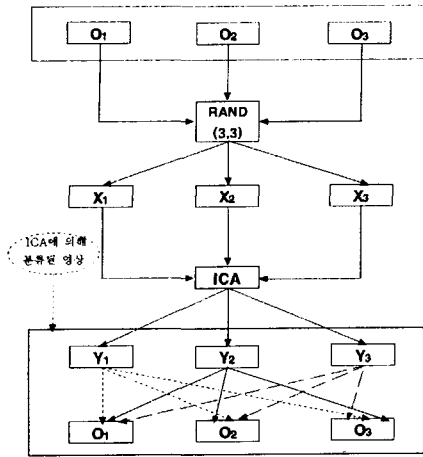


그림 1. ICA에 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도

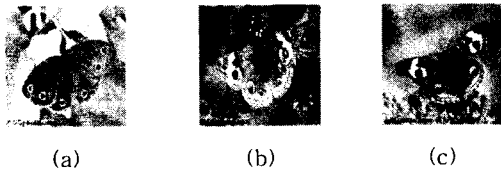


그림 2. 원 영상

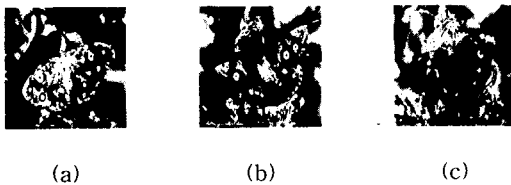


그림 3. ICA에 의해 분류된 영상

2.2 침도에 의한 영상 분류

침도에서 non-gaussian의 측정은 ICA와는 다르게 절대값에 의해 측정된다. ICA와 침도는 선형적인 성질을 따르기 때문에 단순화하여 사용할 수 있지만 ICA는 고차 모멘트에, 침도는 4차 모멘트에 사용되는 것이 다르다. 만약 x_1 과 x_2 가 독립 랜덤 변수이면, 식 (5) 및 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$kurt(x_1 + x_2) = kurt(x_1) + kurt(x_2) \quad (5)$$

$$kurt(ax_1) = a^4 kurt(x_1) \quad (6)$$

여기서, a는 스칼라이다.

따라서, 식 (2)의 ICA 모델에서, 독립성분 s_1, s_2 가 침도에서는 $kurt(s_1), kurt(s_2)$ 의 값으로 주어지는 것을 알 수 있다. 그림 2의 원 영상에 식 (4)를 적용하여 침도에 의해 분류된 영상을 나타낸 것이 그림 4이다. 그림 4에서 분류된 영상이 어둡게 나타난 것은 침도가 가지고 있는 특성에 의해 영상 분류시 매우 민감한 반응을 나타내기 때문이다.

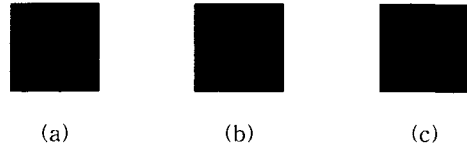


그림 4. 침도에 의해 분류된 영상

3. 다중해상도 거리 측정

ICA 및 침도에 의해 분류된 영상을 GBD 알고리즘을 이용하여 영상간의 거리를 측정하기 위해서는 각 영상은 주어진 해상도의 블록에 의해 완전하게 덮여져 있어야 하며, 주어진 해상도에 블록의 최대 직경은 스칼라 k가 증가하면 제로에 접근해야 하는 조건을 만족하여야 한다. 영상을 각각 I_1, I_2, I_3 라하고, I_1, I_2, I_3 에서의 평균 명암도가 각각 g_1, g_2, g_3 로 주어질 때, 영상간의 성질은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

- $(I_1, I_2) = 0$ 이면, $|g_1 - g_2| = 0$.
- $(I_1, I_2) = (I_2, I_1)$ 이면, $|g_1 - g_2| = |g_2 - g_1|$.
- $(I_1, I_3) \leq (I_1, I_2) + (I_2, I_3)$ 이고, $|g_1 - g_3| \leq |g_1 - g_2| + |g_2 - g_3|$.

따라서, GBD 알고리즘에서 영상간의 성질은 거리 측정을 만족시키는 것을 알 수 있다.

4. 모의 실험 및 결과

본 절에서는 GBD 알고리즘을 이용하여 ICA 및 침도에서의 영상간의 거리를 측정하여 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 영상 분류가 되는지 모의 실험을 통하여 확인하고자 한다.

영상간의 거리를 측정하여 상대적 식별을 판단하기 위해서 먼저, 주어진 원 영상의 해상도를 영상 크기에 의해 정해진 k에 따라 영상간의 거리를 측정한다. 그리고, k가 증가하게 되면 측정 거리가 감소하는지 알아본다. 다음에, 가장 큰 k의 거리 측정값으로부터 가장 작은 거리 측정값을 우선 식별의 순서를 정하고, 가장 큰 거리 측정값을 마지막으로 식별의 순서를 정한다. 이렇게 하여 k가 1이 될 때까지 식별의 순서를 정하여 앞서 측정 한 k의 거리 측정값과 식별의 순서를 비교하여 일치하면 식별이 가능하고, 그렇지 않으면 식별이 불가능하므로 상대적 식별을 판단할 수 있다.

그림 5와 6은 그림 3과 4에서 k가 3일 때의 그레이 블록을 나타낸 것이다. 그림 5(a)는 그림 3(a)의 그레이 블록이고, 그림 5(b)는 그림 3(b)의 그레이 블록이며, 그림 5(c)는 그림 3(c)의 그레이 블록이다. 한편, 그림 6(a)는 그림 4(a)의 그레이 블록이고, 그림 6(b)는 그림 4(b)의 그레이 블록이며, 그림 6(c)는 그림 4(c)의 그레이 블록을 나타내었다.

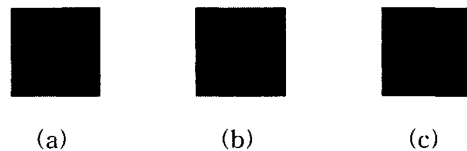


그림 5. 그림 3에서의 그레이 블록 (k=3)

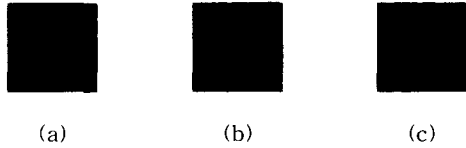


그림 6. 그림 4에서의 그레이 블록 ($k=3$)

아래의 표 1과 2는 그림 2의 원영상을 GBD 알고리즘을 이용하여 ICA 및 침도에서의 영상간의 거리 측정값의 실험을 통하여 나타낸 것이다.

표 1. GBD 알고리즘을 이용한 ICA에서의 영상간의 거리 측정

k	측정 거리		
	그림 2(a)와 그림 2(b)	그림 2(a)와 그림 2(c)	그림 2(b)와 그림 2(c)
1	1.8538×10^6	4.2644×10^6	3.4060×10^6
2	2.0855×10^5	3.3310×10^5	2.7023×10^5
3	1.9680×10^4	2.0729×10^4	2.5989×10^4
4	1.4353×10^3	1.4989×10^3	1.8515×10^3
5	105.9694	120.8390	106.9914
6	7.3333	7.5305	8.0704
7	0.4961	0.4879	0.4894
8	0.0331	0.0318	0.0339
9	0.0021	0.0020	0.0022

표 2. GBD 알고리즘을 이용한 침도에서의 영상간의 거리 측정

k	측정 거리		
	그림 2(a)와 그림 2(b)	그림 2(a)와 그림 2(c)	그림 2(b)와 그림 2(c)
1	3.7757×10^5	4.0725×10^5	2.9681×10^4
2	1.2313×10^4	1.0429×10^4	8.4400×10^3
3	1.5838×10^3	1.8556×10^3	2.9702×10^3
4	218.0896	221.1161	224.5961
5	15.4760	NaN	NaN
6	NaN	"	"
7	"	"	"
8	"	"	"
9	"	"	"

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

표 1과 2에서 영상간의 거리 측정 결과, k 에 따른 측정 거리 값이 순차적으로 구분이 불가능함을 확인할 수 있었다. ICA에서는 k 가 7에서 영상간의 식별이 불가능하므로, k 는 8까지 상대적 식별이 되어 영상 분류가 되는 것을 확인할 수 있었다. 한편, 침도에서는 k 가 5이상 일 때는 영상간의 거리측정이 불가능하였다. 이는 측정된 값이 영상들로부터 측정될 때 침도 분포의 꼬리에서 영상 분류 시 매우 민감한 반응을 나타내었다. 따라서, k 가 5이상 일 때의 측정 거리 값은 0의 값을 가지게 되어 영상간의 상대적 식별은 k 가 4까지만 블록을 분할 할 수 있었다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 GBD 알고리즘을 이용하여 독립성분분석 및 침도에서의 영상간의 거리를 측정하여 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 영상 분류가 되는지 모의 실험을 통하여 확인하였다. 모의 실험 결과로부터, ICA에서는 k 는 8까지 상대적 식별이 되어 영상 분류가 되었고, 침도에서는 영상간의 상대적 식별은 k 가 4까지만 블록을 분할 할 수 있었다. 이는 ICA에서는 임의의 차원을 일반화 할 수 있는 것을 보여 주지만, 침도에서는 측정된 값이 영상들로부터 측정될 때 침도 분포의 꼬리에서 영상 분류 시 매우 민감한 반응을 나타내기 때문이었다.

향후 과제로는 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 알고리즘에 대한 연구가 필요하며, 활용방안으로는 ICA를 이용한 분야로는 영상인식, 신호처리등에, 침도를 이용한 분야로는 ICA 및 관련된 분야에서 non-gaussian의 측정으로서 광범위하게 응용될 수 있다.

참고 문헌

- [1]Lee, T. W., "Independent Component Analysis Theory and Applications," *Kluwer Academic Publishers*, 1994.
- [2]Amari, S, Cichocki, A and Yang, H, H., "A new learning algorithm for blind source separation," *In advances in Neural information Processing*, Vol. 8, pp.757-763, 1996.
- [3]Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., "Color Representation Using Statistical Pattern Recognition," *Applied Optics*, vol. 26, no.19, pp.4240-4245, 1987.
- [4]Jutted, C. and Herault, J., "Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Processing*, 24: pp.1-10, 1991.
- [5]Delfosse, N and Loubaton, P., "Adaptive blind separation of independent sources: a deflation approach," *Signal Processing* Vol. 45, pp.59-83, 1995.
- [6]Donoho, D., "On minimum entropy deconvolution," *In Applied Time Series Analysis II*, pp.565-608. Academic Press, 1981.
- [7]Huber, P. J., "Projection pursuit," *The Annals of Statistics*, 13(2): pp.435-475, 1985.
- [8]Gonzalez, R and Woods, R., "Digital image processing", *Addison Wesley Co*, 1982..
- [9]Fisher, Y., "Fractal Image Compression", *Berlin, Germany: Springer-Verlag*, 1994.
- [10]Juffs, P, Beggs, E and Deravi, F., "A Multiresolution Distance Measure for Images", *IEEE signal processing letters*, Vol.5, No.6, 138-140,1998.
- [11]Hyvarinen, A. and Oja, E., "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis," *Neural Computation* Vol. 9, No. 7, pp.1483-1492, 1997.